

BEST AVAILABLE COPY

PATENT ABSTRACTS OF JAPAN

(11)Publication number : 2000-242624
 (43)Date of publication of application : 08.09.2000

(51)Int.Cl. G06F 15/18
 G10L 15/16
 G10L 21/02

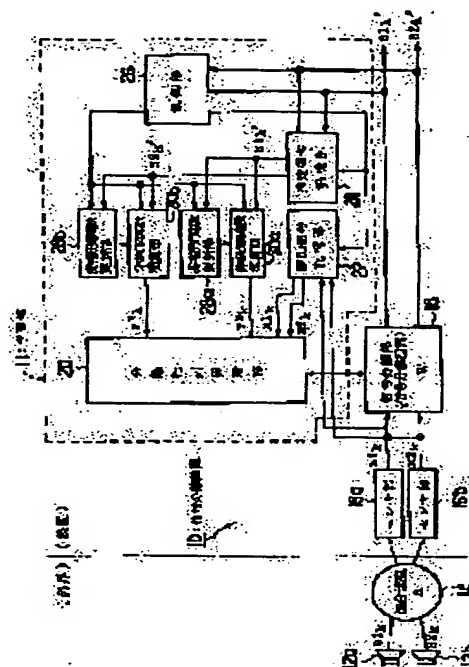
(21)Application number : 11-039636 (71)Applicant : YAMAKAWA RETSU
 (22)Date of filing : 18.02.1999 (72)Inventor : YAMAKAWA RETSU
 SUETAKE NORIAKI
 NAKAMURA YU

(54) SIGNAL SEPARATION DEVICE

(57)Abstract:

PROBLEM TO BE SOLVED: To correctly separate and extract source signals from observation signals even in the case where the probability distribution of the source signals is unknown or in the case where it changes.

SOLUTION: In this signal separation device, statistically independent source signals $s1k$ and $s2k$ are mixed by a mixing process A and the observation signals $x1k$ and $x2k$ are respectively observed by sensor parts 16a and 16b. In a signal separation part 18, a signal separation matrix W is multiplied with an observation signal vector for which the observation signals $x1k$ and $x2k$ are respective components and an estimation signal vector for which estimation signals $s1k'$ and $s2k'$ are the respective components is generated. The estimation signals $s1k'$ and $s2k'$ are substituted and computed in nonlinear functions $g1$ and $g2$ in nonlinear function computing parts 30a and 30b and converted to intermediate signals $y1k$, and $y2k$. In a separation matrix updating part 20, the signal separation matrix W is updated so as to maximize a connected entropy $H(y1, y2)$. At the time, in a nonlinear function updating part 28, the shapes of the nonlinear functions $g1$ and $g2$ are appropriately updated so as to maximize peripheral entropies $H(y1)$ and $H(y2)$.



LEGAL STATUS

[Date of request for examination]
 [Date of sending the examiner's decision of rejection]
 [Kind of final disposal of application other than the examiner's decision of rejection or application converted registration]
 [Date of final disposal for application]
 [Patent number]
 [Date of registration]
 [Number of appeal against examiner's decision of rejection]
 [Date of requesting appeal against examiner's decision of rejection]
 [Date of extinction of right]

Copyright (C); 1998,2003 Japan Patent Office

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開2000-242624

(P2000-242624A)

(43) 公開日 平成12年9月8日(2000.9.8)

(51) Int.Cl.⁷

識別記号

F I

テーマコード(参考)

G 0 6 F 15/18

5 6 0

G 0 6 F 15/18

5 6 0 G 5 D 0 1 5

G 1 0 L 15/16

G 1 0 L 3/00

5 3 9

21/02

3/02

3 0 1 F

審査請求 未請求 請求項の数 2 O L (全 13 頁)

(21) 出願番号

特願平11-39636

(22) 出願日

平成11年2月18日(1999.2.18)

(71) 出願人 591018497

山川 烈

福岡県飯塚市大字幸袋781番地300

(72) 発明者 山川 烈

福岡県飯塚市大字幸袋781-300

(72) 発明者 末竹 規哲

福岡県飯塚市大字川津680-4 九州工業
大学情報工学部 山川研究室内

(72) 発明者 中村 遊

福岡県飯塚市大字川津680-4 九州工業
大学情報工学部 山川研究室内

(74) 代理人 100075258

弁理士 吉田 研二 (外2名)

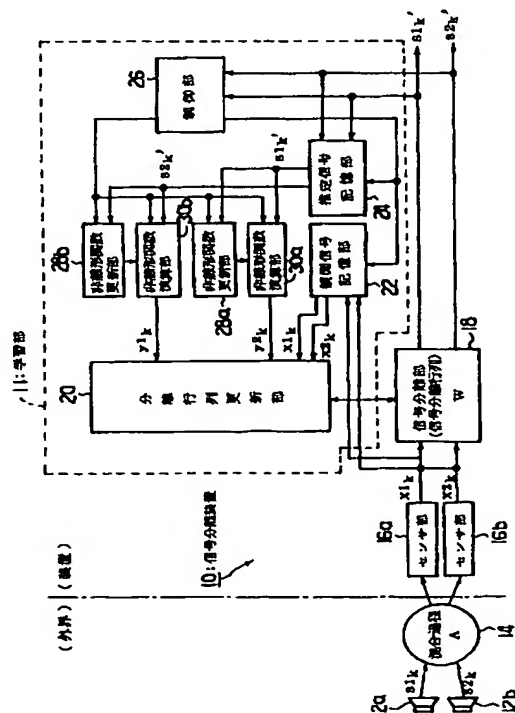
Fターム(参考) 5D015 EED0

(54) 【発明の名称】 信号分離装置

(57) 【要約】

【課題】 原信号の確率分布が未知である場合や変化する場合であっても、正しく観測信号から原信号を分離抽出する。

【解決手段】 統計的独立な原信号 s_{1k} , s_{2k} が混合過程 A により混合され、センサ部 16a, 16b によって観測信号 x_{1k} , x_{2k} がそれぞれ観測される。信号分離部 18 では、観測信号 x_{1k} , x_{2k} を各成分とする観測信号ベクトルに信号分離行列 W を掛け、推定信号 s_{1k}' , s_{2k}' を各成分とする推定信号ベクトルを生成する。推定信号 s_{1k}' , s_{2k}' は、非線形関数演算部 30a, 30b にて非線形関数 g_1 , g_2 に代入演算され、中間信号 y_{1k} , y_{2k} に交換される。分離行列更新部 20 では、結合エントロピー H (y_1 , y_2) を最大化するよう信号分離行列 W を更新する。この際、非線形関数更新部 28 では非線形関数 g_1 , g_2 の形状を周辺エントロピー H (y_1), H (y_2) を最大化するよう適宜更新する。



【特許請求の範囲】

【請求項1】 それぞれがN個の統計的独立な原信号 s_p ($p=1\sim N$) を混合してなる観測信号 x_q ($q=1\sim M$; $M\geq N$) を検出するM個の信号検出手段と、観測信号 x_q を成分とする観測信号ベクトルに信号分離行列を乗算して推定信号 s_r' ($r=1\sim N$) を成分とする推定信号ベクトルを生成する信号分離手段と、前記推定信号 s_r' が互いに統計的独立となるよう前記信号分離行列を更新する学習手段と、を含む信号分離装置において、前記学習手段は、

1変数の非線形関数 g_r ($r=1\sim N$) に、対応する推定信号 s_r' を代入して得られるN個の中間信号 y_r ($r=1\sim N$) の結合エントロピー $H(y_1, y_2, \dots, y_N)$ を最大化するよう、前記分離行列を更新する行列更新手段と、前記中間信号 y_r ($r=1\sim N$) の周辺エントロピー $H(y_r)$ を最大化するよう、推定信号 s_r' の値に基づいて前記非線形関数 g_r の関数形状を更新する関数更新手段と、を含むことを特徴とする信号分離装置。

【請求項2】 請求項1に記載の信号分離装置において、

前記関数更新手段は、入力層と競合学習層とを備えたニューラルネットワークと、前記入力層のユニットに推定信号 s_r' の値を順次入力する手段と、前記競合学習層のユニットと前記入力層のユニットとの間のシナプス結合の重みを、前記推定信号 s_r' の値に応じて更新する手段と、を含み、前記非線形関数 g_r の関数形状は、前記シナプス結合の重みとして間接的に保持され、更新されることを特徴とする信号分離装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】 本発明は信号分離装置に関し、特にブラインド信号分離 (BSS: blind signal separation) 又は独立成分解析 (ICA: Independent component analysis) と呼ばれる信号処理技術に関する。

【0002】

【従来の技術】 近年、ブラインド信号分離と呼ばれる新しい信号処理技術が注目されており、通信や画像処理など、幅広い分野での応用が期待されている。

【0003】 かかる技術の実際の適用場面としては、例えば次のようなものが挙げられる。すなわち、複数の信号源 (例えば音源) において互いに統計的独立な信号

(本明細書では「原信号」という) が発生しており、それらが混合した信号が複数のセンサ (例えばマイク) によって観測される (本明細書ではセンサによって観測される信号を「混合信号」又は「観測信号」という)。こうした場面で、原信号の混合過程A (Aは一般的なオペレータ) が既知であれば、観測信号にその逆変換 A^{-1} を施すことにより原信号が得られるのは勿論である。ブラインド信号分離は、こうした場面で、原信号及びその混合過程Aの双方が未知であっても、原信号が互いに統計的独立であるという条件から、混合過程A、逆変換 A^{-1} 、及び原信号を同定しようとするものである。なお、ブラインド信号分離は、観測信号から互いに統計的独立な原信号を再現するという意味で、独立成分解析とも呼ばれる。

【0004】 図9は、かかるブラインド信号分離の考え方を取り入れた信号分離装置の一構成例を示す図である。同図では一点鎖線の左側に外界が、右側に装置内部が描かれている。

【0005】 同図に示すように、外界ではスピーカ102a, 102bから統計的独立な音声信号 s_1, s_2 が発生しており、それが混合過程A (符号104) にて混合され、マイク106a, 106bにより観測される。マイク106a, 106bで観測された観測信号 x_1, x_2 は信号分離部108に入力され、そこで次式(1)に示す行列演算が行われ、推定信号 s_1', s_2' が算出される。

【0006】

【数1】

$$\begin{pmatrix} s_1' \\ s_2' \end{pmatrix} = W \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \quad \dots \quad (1)$$

ここで、Wは混合過程Aの逆変換に相当する2行2列の行列であり、本明細書では信号分離行列と呼ぶことにする。信号分離行列Wは装置の起動時には例えば単位行列が設定されるが、その後、学習部111により随時混合過程Aの逆変換に近づくよう更新される。

【0007】 かかる学習部111での処理方針は次の通りである。

【0008】 まず、信号分離行列Wを混合過程Aの逆変換に近づけるためには、推定信号 s_1', s_2' が互いに統計的独立となるよう、換言すれば推定信号 s_1', s_2' の相互情報量 $I(s_1', s_2')$ を最小化するよう信号分離行列Wを更新しなければならない。相互情報量 $I(s_1', s_2')$ は、いわば「推定信号 s_1' を知ることによりもたらされる推定信号 s_2' の曖昧さの減少量」であり、次式(2)により表される。

【0009】

【数2】

$$I(s_1', s_2') = H(s_1') + H(s_2') - H(s_1', s_2') \quad \dots \quad (2)$$

ここで、 $H(s_1')$ 及び $H(s_2')$ は周辺エントロピーであり、連続量 α の周辺エントロピー $H(\alpha)$ が次式 (3) により定義される。また、 $H(s_1', s_2')$ は結合エントロピーであり、連続量 α, β の結合エントロピー $H(\alpha, \beta)$ は次式 (4) により定義される。これら式 (3) 及び (4) において、 $p(\cdot)$ はいずれも確率密度関数である。

$$H(\alpha) = - \int p(\alpha) \log p(\alpha) d\alpha \quad \dots (3)$$

$$H(\alpha, \beta) = - \iint p(\alpha, \beta) \log p(\alpha, \beta) d\alpha d\beta \quad \dots (4)$$

ところが、学習部 111 にて相互情報量 $I(s_1', s_2')$ を直接に取り扱うことは困難である。このため、次式 (5) 及び (6) により得られる中間信号 y_1, y_2 を導入し、該中間信号 y_1, y_2 の相互情報量 $I(y_1, y_2)$ を最小化するよう信号分離行列 W を更新することを考える。この技術は、例えば Anthony J. Bell and Terrence J. Sejnowski, "An Information-Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution", Neural Computation 7. pp.1129-1159, 1995 に開示されている。

【0011】

【数4】

$$y_1 = g_1(s_1') \quad \dots (5)$$

$$y_2 = g_2(s_2') \quad \dots (6)$$

同式 (5) 及び (6) において、関数 g_1, g_2 は値域を $[0, 1]$ とする単調増加関数であり、周辺エントロピー $H(y_1), H(y_2)$ を最大化するよう形状が決定される。

$$H(y_1, y_2) \leq H(y_1) + H(y_2) \leq 0 \quad \dots (9)$$

$$I(y_1, y_2) = H(y_1) + H(y_2) - H(y_1, y_2) \quad \dots (10)$$

このため、周辺エントロピー $H(y_1), H(y_2)$ を最大化 (0 にする) よう関数 g_1, g_2 の形状を決定しておけば、これら式 (9) 及び (10) より、中間信号 y_1, y_2 の結合エントロピー $H(y_1, y_2)$ を最大化することで、相互情報量 $I(y_1, y_2)$ を最小化することができるようになる。

【0014】信号分離装置 100 の学習部 111 では、上記事情を考慮して、関数演算部 112a, 112b を設け、推定信号 s_1', s_2' に関数 g_1, g_2 を施して中間信号 y_1, y_2 を生成するようにしている。そして、分離行列更新部 110 では、結合エントロピー $H(y_1, y_2)$ を最大化するよう、信号分離部 108 に保持される信号分離行列 W を更新している。こうして、信号分離装置 100 によれば、中間信号 y_1, y_2 を導入して周辺エントロピー $H(y_1), H(y_2)$ を一旦最大化し、さらに結合エントロピー $H(y_1, y_2)$ を最大化するよう信号分離行列 W を更新することで、推定信号 s_1', s_2' が互いに統計的独立となるようにできる。

【0010】
【数3】
*率密度関数である。周辺エントロピー $H(\alpha)$ は、いわば「『 α が起こる』事の曖昧さ」を表す。一方、結合エントロピー $H(\alpha, \beta)$ は、いわば「『 α と β が同時に起こる』事の曖昧さ」を表す。

【0010】

【数3】

$$\dots (3)$$

※れるものである。関数 g_1, g_2 の値域を $[0, 1]$ に限定すれば、式 (3) より、次式 (7) 及び (8) を数学的に導くことができる。このため、周辺エントロピー $H(y_1), H(y_2)$ を最大化する関数 g_1, g_2 とは、それぞれ確率密度関数 $p(s_1'), p(s_2')$ を積分して得られることになる。

【0012】

【数5】

$$H(y_1) \leq 0 \quad \dots (7)$$

等号は $p(s_1') = g_1'(y_1)$ のとき成立

$$H(y_2) \leq 0 \quad \dots (8)$$

等号は $p(s_2') = g_2'(y_2)$ のとき成立

ところで、結合エントロピー $H(y_1, y_2)$ については次式 (9) が、相互情報量 $I(y_1, y_2)$ については次式 (10) が、それぞれ成立する。

【0013】

【数6】

$$\dots (9)$$

s_2' が互いに統計的独立となるようにできる。

【0015】

【発明が解決しようとする課題】信号分離装置 100 の関数演算部 112a, 112b に設定される関数 g_1, g_2 は、上述したように、確率密度関数 $p(s_1'), p(s_2')$ を積分して得られるものではあるが、実際には原信号 s_1, s_2 は未知であり、その確率分布を予め知ることは困難である。このため従来は、原信号 s_1, s_2 の確率分布を例えばガウス型と仮定し、関数 g_1, g_2 としてシグモイド型の関数形状を設定するほかなかった。

【0016】しかしながら、このような仮定は必ずしも適切であるとは限らず、原信号の種類 (音声信号、画像信号、生体信号など) によっては設定した関数 g_1, g_2 で周辺エントロピー $H(y_1), H(y_2)$ が十分に最大化されない場合もあった。この場合、分離行列更新部 110 による信号分離行列 W の更新は適切なものとはならず、その結果、観測信号 x_1, x_2 から原信号 s_1, s_2 を

十分な精度で分離抽出することはできなくなってしまう。

【0017】また、前記信号分離装置100では信号分離部108による信号分離の最中などに原信号 s_1 、 s_2 の確率分布が変化した場合、もはや、元の関数 g_1 、 g_2 では周辺エントロピー $H(y_1)$ 、 $H(y_2)$ が十分に最大化されなくなってしまう。

【0018】本発明は上記課題に鑑みてなされたものであって、その目的は、原信号の確率分布が未知である場合や変化する場合であっても、正しく観測信号から原信号を分離抽出することのできる信号分離装置を提供することにある。

【0019】

【課題を解決するための手段】上記課題を解決するために、本発明に係る信号分離装置は、それぞれが N 個の統計的独立な原信号 s_p ($p=1\sim N$)を混合してなる観測信号 x_q ($q=1\sim M$; $M\geq N$)を検出する M 個の信号検出手段と、観測信号 x_q を成分とする観測信号ベクトルに信号分離行列を乗算して推定信号 s_r' ($r=1\sim N$)を成分とする推定信号ベクトルを生成する信号分離手段と、前記推定信号 s_r' が互いに統計的独立となるよう前記信号分離行列を更新する学習手段と、を含む信号分離装置において、前記学習手段は、1変数の非線形関数 g_r ($r=1\sim N$)に、対応する推定信号 s_r' を代入して得られる N 個の中間信号 y_r ($r=1\sim N$)の結合エントロピー $H(y_1, y_2, \dots, y_N)$ を最大化するよう、前記分離行列を更新する行列更新手段と、前記中間信号 y_r ($r=1\sim N$)の周辺エントロピー $H(y_r)$ を最大化するよう、推定信号 s_r' の値に基づいて前記非線形関数 g_r の関数形状を更新する関数更新手段と、を含むことを特徴とする。

【0020】本発明によれば、中間信号 y_r の周辺エントロピー $H(y_r)$ を最大化するよう関数更新手段が非線形関数 g_r の関数形状を更新するため、原信号 s_p の確率分布が未知である場合や変化する場合であっても、正しく観測信号 x_q から原信号 s_p を分離抽出した推定信号 s_r' を出力することができる。

【0021】また、本発明に係る信号分離装置の一態様では、前記関数更新手段は、入力層と競合学習層とを備えたニューラルネットワークと、前記入力層のユニットに推定信号 s_r' の値を順次入力する手段と、前記競合学習層のユニットと前記入力層のユニットとの間のシナプス結合の重みを、前記推定信号 s_r' の値に応じて更新する手段と、を含み、前記非線形関数 g_r の関数形状は、前記シナプス結合の重みとして間接的に保持され、更新されることを特徴とする。

【0022】本発明によれば、ニューラルネットワークの汎化能力を用いて比較的少数の推定信号 s_r' から連続関数たる非線形関数 g_r の形状を適切に更新することができる。

【0023】

【発明の実施の形態】以下、本発明の好適な実施の形態について図面に基づき詳細に説明する。

【0024】図1は、本発明の実施の形態に係る信号分離装置の全体構成を示す図である。同図中、縦に引かれた一点鎖線よりも左側は外界を表し、右側は装置を表している。この信号分離装置10は、信号を検出する二つのセンサ部16a、16bと、センサ部16a、16bの出力である観測信号 x_{1k} 、 x_{2k} を成分とする観測信号ベクトルに信号分離行列 W を乗算して推定信号 s_{1k}' 、 s_{2k}' を成分とする推定信号ベクトルを算出する信号分離部18と、信号分離行列 W を更新する学習部11と、を含んで構成されている。そして、外界に設置された二つの信号源12a、12bから互いに独立に発生する原信号 s_{1k} 、 s_{2k} は、混合過程A(符号14)により混合され、その混合信号がセンサ部16a、16bにより観測される。ここでは、信号源12としてスピーカを、センサ部16としてマイクを、取り扱う信号として音声信号をそれぞれ想定するが、その他、本信号分離装置10では画像信号、通信信号、生体信号などの分離も同様に行うことができ、その場合はセンサ部16としてCCDカメラ、受信機、生体センサなどを用いればよい。なお、各信号に付された k は時間順を表す添字である。

【0025】学習部11は、分離行列更新部20、観測信号記憶部22、推定信号記憶部24、制御部26、非線形関数更新部28a、28b、非線形関数演算部30a、30bを含んで構成されている。観測信号記憶部22はRAMを含んで構成されており、センサ部16から出力される観測信号 x_{1k} 、 x_{2k} を、制御部26によるアドレス指定に従って順次記憶する。ここでの記憶内容は分離行列更新部20での処理に用いられる。推定信号記憶部24もRAMを含んで構成されており、信号分離部18から出力される推定信号 s_{1k}' 、 s_{2k}' を、制御部26によるアドレス指定に従って順次記憶する。ここでの記憶内容は非線形関数更新部28での処理、及び非線形関数演算部30での演算対象として用いられる。

【0026】非線形関数演算部30aは図示しないRAM上に非線形関数 g_1 の形状を保持しており、制御部26から指示されるタイミングで推定信号記憶部24に記憶されている推定信号 s_{1k}' を読み込み、それを非線形関数 g_1 に代入演算して中間信号 y_{1k} に変換し、分離行列更新部20に供給する。非線形関数演算部30bも同様であり、図示しないRAM上に非線形関数 g_2 の形状を保持しており、推定信号 s_{2k}' を非線形関数 g_2 に代入演算して中間信号 y_{2k} を生成し、それを分離行列更新部20に供給する。

【0027】非線形関数更新部28は対応する非線形関数演算部30に保持される非線形関数 g_1 又は g_2 の形状を推定信号記憶部24に記憶されている推定信号 s_{1k}' 又は s_{2k}' に基づいて更新する。具体的には、非線形関

数更新部28は自己組織化機能を有する相互結合型ニューラルネットワーク（以下、「自己組織化マップ」という）を含んで構成されている。

【0028】図2は、かかる自己組織化マップを示す概念図である。同図に示す自己組織化マップ41は、入力層ユニット（ニューロンモデル）42と、競合学習層40上に一次元配置されたN個のユニット $U_0 \sim U_N$ とを有しており、入力層ユニット42と各ユニット U_n との間は重み ω_n でシナプス結合している。入力層ユニット42には推定信号記憶部24に記憶された推定信号 s_{1k}' 又は s_{2k}' が順次入力されるようになっており、その入力に対し、競合学習層40上の勝者ユニット（最大反応ニューロンモデル）が選ばれ、当該勝者ユニット及びその近傍ユニットについてのシナプス結合の重み ω が所定学習則に従って更新される。

【0029】図3は、自己組織化マップにおけるユニット $U_0 \sim U_N$ の自己組織化を説明する図である。同図

(a)は、信号分離部18から出力される推定信号 s_{1k}' 又は s_{2k}' （ここでは s_{1k}' を考えることにする）の時間的推移を示している。同図(a)に示される黒点は、ここで着目しているサンプル点である。同図(b)は、推定信号 s_{1k}' の確率密度分布を示している。同図(c)は、図2に既に示した自己組織化マップ41を示している。さらに、同図(d)は、自己組織化マップ41の学習が十分に進んだ後の、シナプス結合の重み ω の値を示している。これらの図に示されるように、一定期間の推定信号 s_{1k}' を自己組織化マップ41に入力すれば、同図(d)に示される各ユニット $U_0 \sim U_N$ のシナプス結合の重み ω は、同図(b)に示される確率密度分布を反映したものとなる。具体的には、学習後、同図(b)における確率密度に対応して、シナプス結合の重み ω の分布に粗密が現れる。このように、学習後の自己組織化マップ41ではシナプス結合の重み ω が推定信号 s_{1k}' や s_{2k}' の確率密度分布を反映したものとなっているため、これに基づき、確率密度関数 $p(s_{1k}')$ 、 $p(s_{2k}')$ の形状を得ることができる。また、それら確率密度関数 $p(s_{1k}')$ 、 $p(s_{2k}')$ を積分することにより、非線形関数 g_1 、 g_2 を得ることもできる。すなわち、自己組織化マップ41では、シナプス結合の重み ω を介して、確率密度関数 $p(s_{1k}')$ 、 $p(s_{2k}')$ や、非線形関数 g_1 、 g_2 の形状を、いわば間接的に保持することができる。こうした自己組織化マップ41の機能を利用して、非線形関数更新部28では推定信号 s_{1k}' 、 s_{2k}' に基づき非線形関数 g_1 、 g_2 の更新を行っている。

【0030】再び図1に戻る。分離行列更新部20には、中間信号 y_{1k} 、 y_{2k} 及び観測信号 x_{1k} 、 x_{2k} が入力される。分離行列更新部20では、これらの値を所定の行列更新式に代入し、それに基づいて信号分離部18に保持される信号分離行列Wを更新する。制御部26は観

測信号記憶部22、推定信号記憶部24への書き込みアドレス指定や、非線形関数更新部28、非線形関数演算部30への読み込みタイミング指示の他、装置各部の制御を行う。

【0031】以上の構成を有する信号分離装置10では、制御部26による切り替え制御により、学習モード動作と信号分離モード動作とを選択的に行うようになっている。すなわち、学習モードでは装置全体が機能して信号分離部18に保持される信号分離行列Wが随時更新されるが、信号分離モードでは学習部11が休眠状態となり、学習済みの信号分離行列Wを用いて信号分離が行われる。

【0032】ここで、以上の構成を有する信号分離装置10の動作について説明する。図4は、本発明の実施の形態に係る信号分離装置10の学習モードでの動作を説明するフロー図である。

【0033】同図に示すように、学習モードでは、まず制御部26が信号分離行列Wの初期化を行う(S101)。この初期化では、例えば信号分離行列Wを単位行列に設定する。或いは、例えば各行列要素に乱数を与えるようにしてもよい。次に、非線形関数更新部28では、そこに内蔵する自己組織化マップ41において、ユニット $U_0 \sim U_N$ 及び入力層ユニット42の準備と、ユニット $U_0 \sim U_N$ の初期配置とを行う(S102)。具体的には、入力層に入力層ユニット42を用意するとともに、競合学習層40にN個のユニット $U_0 \sim U_N$ を用意する。そして、各ユニット $U_0 \sim U_N$ のシナプス結合の重み ω_n ($n=0 \sim N$)を初期化し、それらユニット $U_0 \sim U_N$ の初期配置を行う。重み ω_n の初期値としては例えば、

$$\omega_n = 0.1 \times n \quad (n=0 \sim N) \quad \dots \quad (11)$$

のように、各ユニット $U_0 \sim U_N$ を等間隔に配置するものを選べばよい。

【0034】次に、制御部26は、図示しないメモリに格納された変数i及び変数jの値を0に初期化する(S103、S104)。ここで変数iは、信号分離行列W及び非線形関数 g_1 、 g_2 の更新回数を表す。また変数jは、観測信号記憶部22及び推定信号記憶部24に格納済みの信号対の数を表す。

【0035】その後、信号分離装置10では各センサ部16にて信号が観測され、時刻kでの観測値として観測信号 x_{1k} 、 x_{2k} が出力される(S105)。制御部26では、それら信号対を観測信号記憶部22のj番地に書き込む(S106)。また、観測信号 x_{1k} 、 x_{2k} は信号分離部18にも入力され、そこで次式(12)に従って、時刻kにおける推定信号 s_{1k}' 、 s_{2k}' を成分とする推定信号ベクトルが算出され、出力される(S107)。

【0036】

【数8】

$$\begin{pmatrix} s_{1k}' \\ s_{2k}' \end{pmatrix} = W \begin{pmatrix} x_{1k}' \\ x_{2k}' \end{pmatrix} \quad \dots (12)$$

そして、制御部26では、信号分離部18から出力される推定信号 s_{1k}' 、 s_{2k}' を推定信号記憶部24のj番地に書き込む(S108)。その後、制御部26では、変数jが設定値Jに達していないか判断し(S109)、達していなければ変数jの値をインクリメントし(S110)、再びセンサ部16により観測信号 x_{1k} 、 x_{2k} を取得する(S105)。

【0037】一方、S109にて変数jが設定値Jに達していると判断されれば、次に制御部26では、変数iが設定値Iに達しているかを判断する(S111)。そして、設定値に達していなければ、非線形関数更新部28により非線形関数 g_1 、 g_2 の更新を行い(S112)、さらに分離行列更新部20により信号分離行列Wの更新を行う(S113)。これらS112、S113での処理は、後に詳述する。その後、制御部26は変数iの値をインクリメントし、再び変数jの値を0に戻し(S104)、新たにセンサ部16により観測信号 x_{1k} 、 x_{2k} を取得する(S105)。一方、S111で変数iが設定値Iに達していると判断された場合には、学習が終了したと判断し、学習モードでの処理を終了する。

【0038】図5は、図4のS112での処理を詳細に説明するフロー図であり、非線形関数更新部28での処理を示している。以下、非線形関数更新部28aの処理について説明するが、非線形関数更新部28bの処理も同様である。

【0039】非線形関数更新処理では、まず、図示しないメモリに変数mを0として記憶するとともに(S201)、変数jを0として記憶する(S202)。ここで変数mは、自己組織化マップ41の学習繰り返し回数を表す。また変数jは、非線形関数更新部28aに読み込もうとする推定信号 s_{1k}' の、推定信号記憶部24における番地を表す。

【0040】その後、非線形関数更新部28aは推定信号記憶部24からj番地に記憶されている推定信号 s_{1k}' を読み出し、それを内部に設けられた自己組織化マップ41に入力する(S203)。自己組織化マップ41では、推定信号 s_{1k}' の入力に対し、競合学習層40上のユニット $U_0 \sim U_N$ から一つの勝者ユニットが決定される(S204)。これは、例えば入力層ユニット42とのユークリッド距離が最も小さな値をとる、ユニット $U_0 \sim U_N$ の一つが選ばれる。その他、推定信号 s_{1k}' とシナプス結合の重み ω との積(内積)が最も小さな値をとる、ユニット $U_0 \sim U_N$ の一つを選んでもよい。次に、非線形関数更新部28aでは、勝者ユニットの近傍ユニットを決定する(S205)。例えば勝者ユニットがユニット U_n であれば、ユニット U_{n-1} とユニッ

ト U_{n+1} を近傍ユニットに決定すればよい。その後、こうして決定した勝者ユニット及び近傍ユニットについて、シナプス結合の重み(重みベクトル)を、例えばヘブ則などの各種更新式に従って更新する(S206)。そして、変数jが設定値Jに等しくなるまで(S207)、変数jの値を一つずつインクリメントしつつ(S208)、推定信号 s_{1k}' を自己組織化マップ41に入力しつつける(S203～S206)。

【0041】そして、変数jが設定値Jに等しくなった場合、変数mが設定値Mに等しいか否かを判断する(S209)。そして、変数mが設定値Mに等しくなければ、変数mの値を1だけインクリメントして(S210)、再び変数jの値を0に初期化して(S202)、推定信号 s_{1k}' の自己組織化マップ41への入力を繰り返す(S203～S207)。

【0042】一方、S209にて変数mが設定値Mに等しいと判断されれば、競合学習層40上のすべてのユニット $U_0 \sim U_N$ に対して与えられたシナプス結合の重み $\omega_0 \sim \omega_N$ に基づき、非線形関数 g_1 を生成する。そして、それを非線形関数演算部30aに供給し(S211)、非線形関数更新処理を終了する。

【0043】図6は、シナプス結合の重み $\omega_0 \sim \omega_N$ に基づいて非線形関数 g_1 を生成する手順の一例を説明する図であり、同図上段は、自己組織化マップ41におけるシナプス結合の重み $\omega_0 \sim \omega_N$ の分布を表しており、同図中段は、それに基づき得られる非線形関数 g_1 の一階微分 $g_1'(s_1')$ ($=p(s_1')$)を表している。また同図下段は、非線形関数 $g_1(s_1')$ を表している。

【0044】上述したように、自己組織化マップ41においては、シナプス結合の重み $\omega_0 \sim \omega_N$ の分布が、推定信号 s_1' の確率密度関数 $p(s_1')$ を反映したのとなっている。また、式(8)より、周辺エントロピー $H(y_1)$ を最大化する非線形関数 g_1 は、その一階微分が推定信号 s_1' の確率密度関数 $p(s_1')$ に等しい。このため、同図中段では、横軸の量である推定信号 s_1' の値が隣り合うシナプス結合の重み ω の平均値であり、縦軸の量である関数 g_1' の値が、それら重み ω の差の逆数に係数cを掛けたものである点を、すべてのシナプス結合の重み $\omega_0 \sim \omega_N$ についてプロットしている。そして、それらの点を直線で結んだものを関数 g_1' としている。ここで、係数cは関数 g_1' と横軸とに囲まれる領域の面積が1となるように定められる。また、同図下段は、同図中段のグラフを積分して得られるものである。ここで、 S_0 は区間 $[(\omega_{u-1} + \omega_u)/2, (\omega_u + \omega_{u+1})/2]$ における、 $g_1'(s_1')$ と s_1' 軸とに挟まれた領域の面積である。ただし、 $S_0 = c / (\omega_1 - \omega_0)$ とする。非線形関数更新部28aでは、同図下段の各黒点を補間して非線形関数 g_1 を生成し、それを非線形関数演算部30aに供給している。

【0045】非線形関数更新部28aでは、以上のよう

にして中間信号 y_1 の周辺エントロピー $H(y_1)$ を最大化するよう非線形関数 g_1 の形状を決定している。非線形関数更新部 28b も同様にして、中間信号 y_2 の周辺エントロピー $H(y_2)$ を最大化するよう非線形関数 g_2 の形状を決定している。そして、これらの決定は原信号 s_1, s_2 の確率密度分布が未知である場合にも可能であり、また、信号分離行列 W の更新の最中に変化した場合であっても、適応的に周辺エントロピー $H(y_1), H(y_2)$ を最大化するよう非線形関数 g_1, g_2 の形状を随時更新することができる。

【0046】なお、図5のS203～S207で行われる自己組織化マップ41の学習工程としては、以上説明したものに限らず、各ユニット $U_0 \sim U_N$ が J 個の推定信号 $s_{1k'}$ 又は $s_{2k'}$ に対して等確率に勝者ユニットに選ばれるよう競合学習層40上のユニット $U_0 \sim U_N$ を再配置してゆくものであれば、どのような学習工程を用いてもよい。例えば、Duane Desieno, "Adding a Conscience to Competitive Learning", Proc. Int. Conf. on Neural Networks, 1 pp. 117-124, IEEE Press, New York 1988 に開示されたアルゴリズムでは、各ユニット $U_0 \sim U_N$ につき最近勝者ユニットに選ばれた割合を時々刻々

*者ユニットを選んでゆく。このため、このアルゴリズムを図5のS203～S207に適用することにより、推定信号 $s_{1'}$ 又は $s_{2'}$ の確率密度をより正確に自己組織化マップ41にて近似することができるようになる。

【0047】次に信号分離行列 W の更新処理を説明する。図7は、図4のS113での処理を詳細に説明するフロー図である。同図に示すように、信号分離行列 W の更新処理では、まず制御部26が変数 j の値を0に初期化する(S301)。ここで変数 j は、推定信号記憶部24の読み出し番地を表す。次に、制御部26は、推定信号記憶部24の j 番地に記憶されている推定信号 $s_{1k'}$ 及び $s_{2k'}$ を読み出し、それを非線形関数演算部30にそれぞれ供給する(S302)。これを受け、非線形関数演算部30では入力された推定信号 $s_{1k'}$ 又は $s_{2k'}$ を非線形関数 g_1 又は g_2 に代入し、その値である中間信号 y_{1k}, y_{2k} を分離行列更新部20に供給する。

【0048】その後、分離行列更新部20では、観測信号記憶部22の j 番地から観測信号 x_{1k}, x_{2k} を読み出し、それらを中間信号 y_{1k}, y_{2k} とともに、次式(13)に示される自然勾配法の更新式に代入し、信号分離行列 W を更新する。

【0049】

【数9】

$$W_{new} = W_{old} + l \cdot E \left[I + \begin{pmatrix} \frac{y_{1''}}{y_{1'}} \\ \frac{y_{2''}}{y_{2'}} \end{pmatrix} (x_1 \ x_2) W_{old}^T \right] W_{old} \quad \dots (13)$$

ここで、 W_{new} は更新後の信号分離行列 W であり、 W_{old} は更新前の既に信号分離部18に格納されている信号分離行列 W である。また、 l は学習率を、 I は単位行列をそれぞれ表している。また、 $E[\cdot]$ は期待値演算、 T は転置を表している。

【0050】なお、 y_1', y_2' は中間信号 y_1, y_2 の一階微分を表し、 y_1'', y_2'' は二階微分を表す。これらの値は直前に供給された中間信号 y_1, y_2 の値だけからは求められず、前回及び前々回に供給された中間

30 信号 y_1, y_2 の値を用いて求めることができる。このため、変数 j が0又は1の場合、図7のS303の処理はスキップされる。

【0051】なお、S303で用いる更新式は式(13)に限定されるものではなく、次式(14)に示される確率勾配法の更新式、或いは次式(15)に示される勾配法の更新式を用いてもよい。

【0052】

【数10】

$$W_{new} = W_{old} + l \cdot E \left[(W_{old}^T)^{-1} + \begin{pmatrix} \frac{y_{1''}}{y_{1'}} \\ \frac{y_{2''}}{y_{2'}} \end{pmatrix} (x_1 \ x_2) \right] \quad \dots (14)$$

$$W_{new} = W_{old} + l \cdot E \left[(W_{old}^T)^{-1} + \begin{pmatrix} \frac{y_{1''}}{y_{1'}} \\ \frac{y_{2''}}{y_{2'}} \end{pmatrix} (x_1 \ x_2) \right] \quad \dots (15)$$

信号分離行列 W の更新を終えると、変数 j が設定値 J に等しくなるまで(S304)、変数 j をインクリメントし(S305)、再び推定信号記憶部からデータを読み出し、信号分離行列 W の更新を繰り返す(S302, S303)。そして、変数 j が設定値 J に等しくなると、分離行列更新処理を終了する。

【0053】以上が信号分離装置10の学習モードでの全動作である。最後に、信号分離装置10の信号分離モードでの動作について説明する。図8は、本発明の実施の形態に係る信号分離装置10の信号分離モードにおける動作を説明するフロー図である。同図に示すように、このモードでは、まず信号分離部18の図示しないメモリに用意された変数 r が0に初期化される(S401)。この変数 r は、信号分離を行う回数を表している。次に、信号分離部18は、センサ部16から現時刻における観測信号 x_{1k} , x_{2k} を受け取る(S402)。この信号値は既に示した式(12)に代入され、推定信号 s_{1k}' , s_{2k}' を出力する(S403)。そして、変数 r が設定値 R よりも小さければ(S404)、変数 r をインクリメントして(S405)、再び次の時刻での観測信号 x_{1k} , x_{2k} をセンサ部16から受け取る(S402)。そして、変数 r が設定値 R に等しくなれば(S404)、信号分離処理を終了する。

【0054】以上説明した信号分離装置10によれば、原信号 s_1 , s_2 の確率密度分布が未知である場合であっても、推定信号 s_1' , s_2' に基づき、中間信号 y_1 , y_2 の周辺エントロピー $H(y_1)$, $H(y_2)$ を最大化するよう非線形関数 g_1 , g_2 の形状を設定することができる。このため、原信号 s_1 , s_2 の確率分布が不明である場合にも、正しく信号分離行列 W を更新することができる。また、こうして更新された信号分離行列 W を用いて信号分離を行えば、観測信号 x_1 , x_2 から正しく独立成分を分離することができる。

【0055】なお、以上説明した信号分離装置10は種々の変形実施が可能である。例えば、以上では信号源12とセンサ部16とが共に2つである場合について説明したが、センサ部16の数が信号源12の数よりも多ければ、信号分離行列 W の行数及び列数をそれに応じて増やすことにより、同様に信号分離できる。

【0056】また、以上の説明では非線形関数演算部30にて非線形関数 g_1 , g_2 の形状を保持し、中間信号 y_1 , y_2 を分離行列更新部20に供給するようにしたが、分離行列更新部20にて必要な情報は中間信号 y_1 , y_2 の一階微分及び二階微分であることから、非線形関数演算部30にて非線形関数 g_1 , g_2 の一階微分及び二階微分の形状を保持しておき、分離行列更新部20には中間信号 y_1 , y_2 の一階微分及び二階微分の値を直接に供給するようにしてもよい。こうすれば、微積分処理を繰り返すことにより発生する誤差を押さえること

ができるとともに、図7のS303の処理をスキップするという例外処理を避けることができる。

【0057】また、以上の説明ではセンサ部16から出力される観測信号 x_{1k} , x_{2k} を観測信号記憶部22に記憶しておき、それを後に分離行列更新部20に供給したが、観測信号 x_{1k} , x_{2k} の値は推定信号記憶部24に記憶された推定信号 s_{1k}' , s_{2k}' を成分とする推定信号ベクトルに信号分離行列 W の逆行列を乗算しても得られる。このため、推定信号記憶部24から出力される推定信号 s_{1k}' , s_{2k}' を分離行列更新部20にも供給すれば、観測信号記憶部22を特に設けなくてもよい。

【0058】また、以上では原信号 s_1 , s_2 が瞬時混合した場合のみ説明したが、畳み込み混合した場合も、本発明を同様に適用することができる。

【0059】さらに、以上の説明した信号分離装置10では、学習モードでの動作と信号分離モードでの動作とが選択的に行われるようにしたが、その他、信号分離モードの動作と並行して学習モードの動作を常に、或いは一定周期で行うようにすれば、原信号 s_1 , s_2 の確率密度に変化が現れた場合にも、それに追従して正確に、原信号 s_1 , s_2 を観測信号 x_1 , x_2 から分離することができるようになる。

【図面の簡単な説明】

【図1】 本発明の実施の形態に係る信号分離装置の構成を示す図である。

【図2】 非線形関数更新部に含まれる自己組織化マップを模式的に示す図である。

【図3】 自己組織化マップにより推定信号の確率密度分布が記録される様子を説明する図である。

【図4】 本発明の実施の形態に係る信号分離装置の学習モードでの動作を説明するフロー図である。

【図5】 非線形関数更新部の処理を説明するフロー図である。

【図6】 自己組織化マップから非線形関数を生成する手順を説明する図である。

【図7】 分離行列更新部の処理を説明するフロー図である。

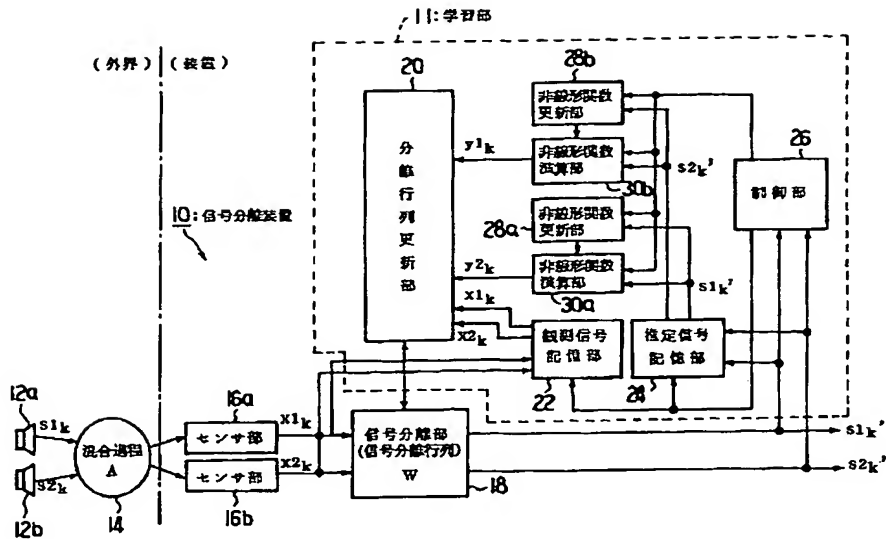
【図8】 本発明の実施の形態に係る信号分離装置の信号分離モードでの動作を説明するフロー図である。

【図9】 従来技術に係る信号分離装置の一構成例を示す図である。

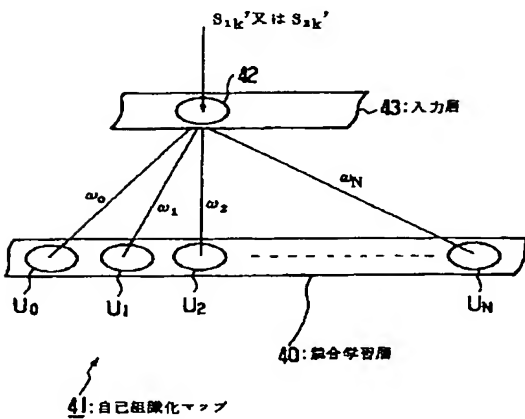
【符号の説明】

10 信号分離装置、11 学習部、12 信号源(スピーカ)、14 混合過程、16 センサ部、18 信号分離部、20 分離行列更新部、22 観測信号記憶部、24 推定信号記憶部、26 制御部、28 非線形関数更新部、30 非線形関数演算部、40 競合学習層、41 自己組織化マップ、42 入力層ユニット。

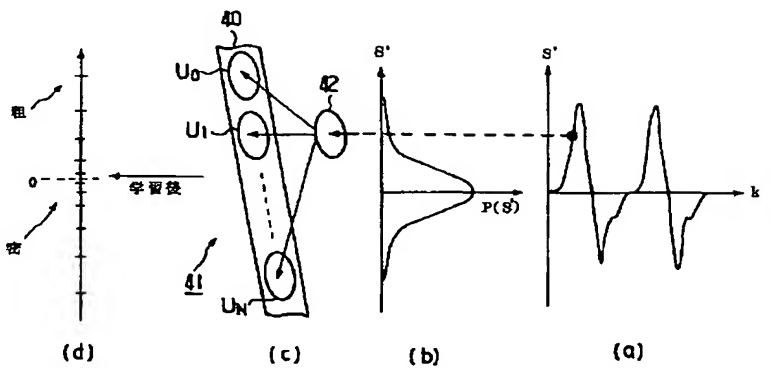
【図1】



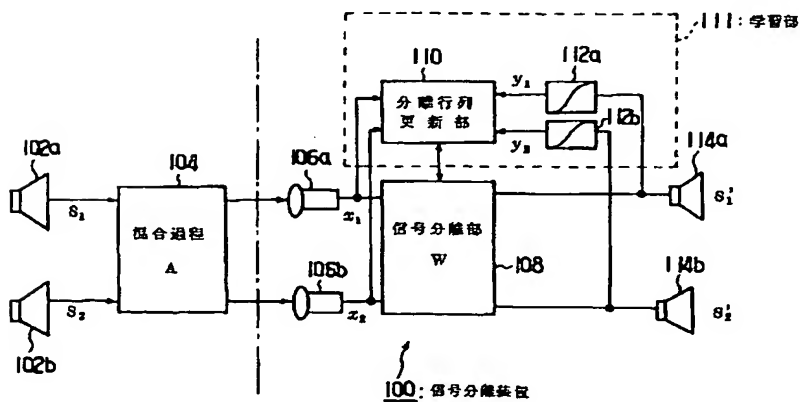
【図2】



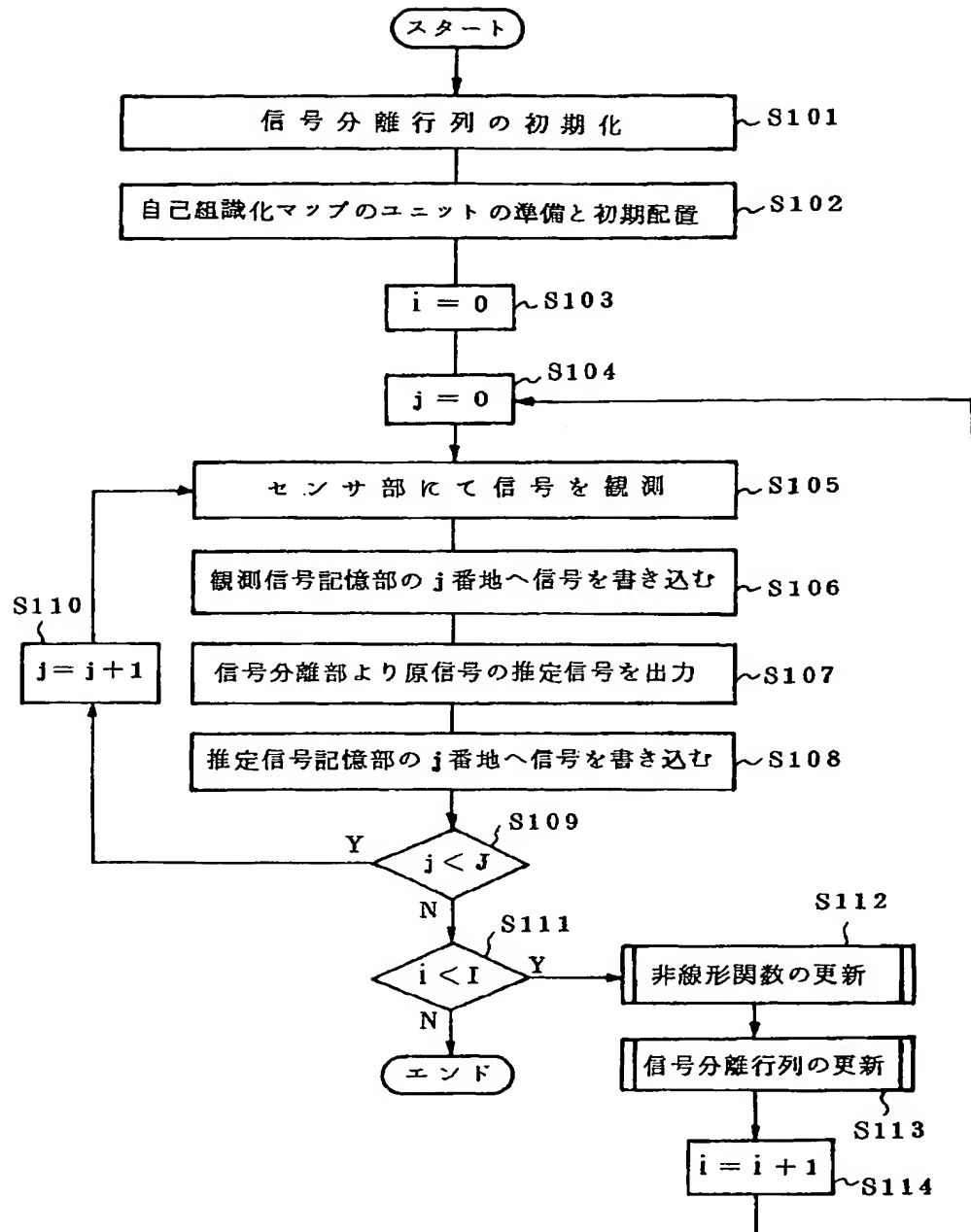
【図3】



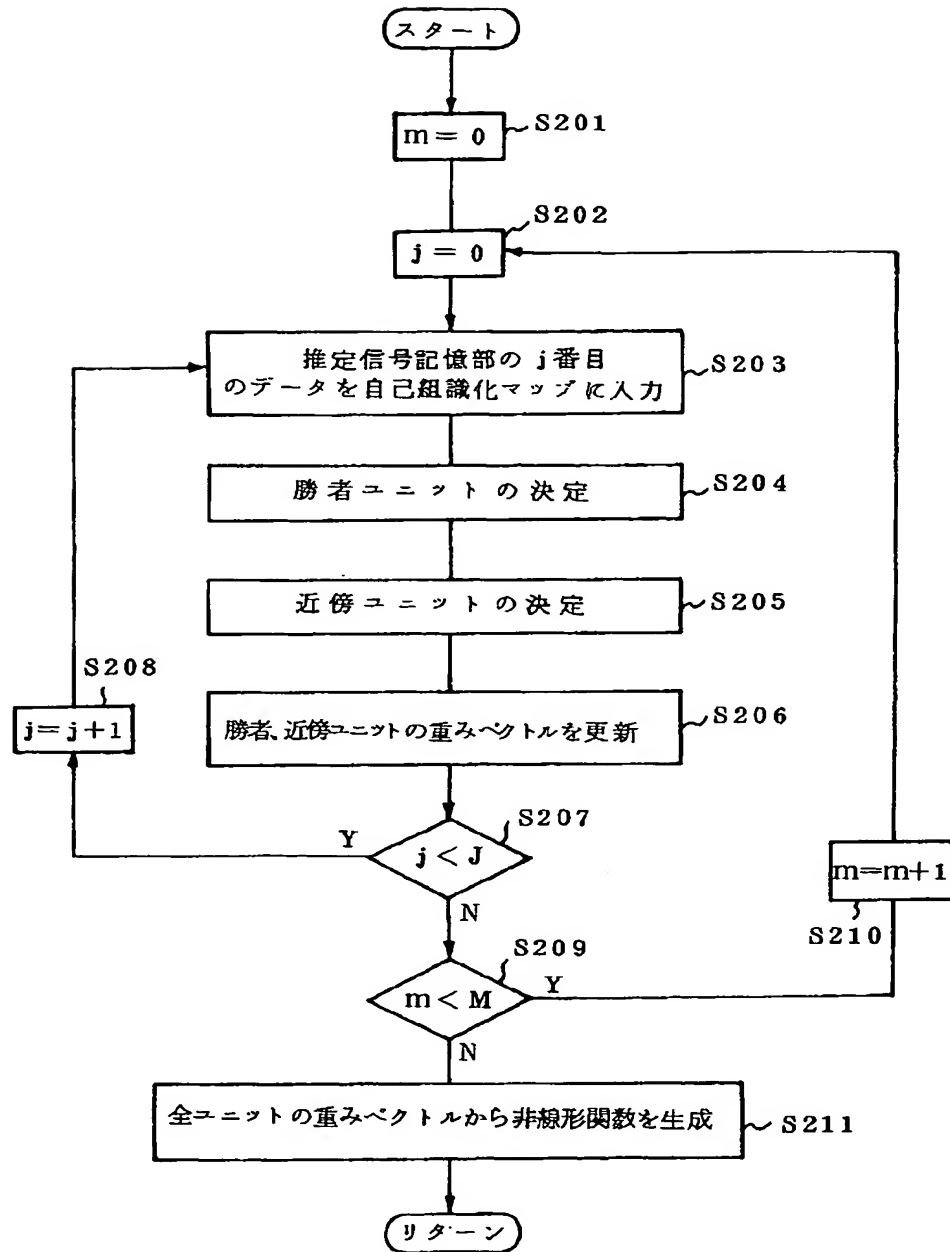
【図9】



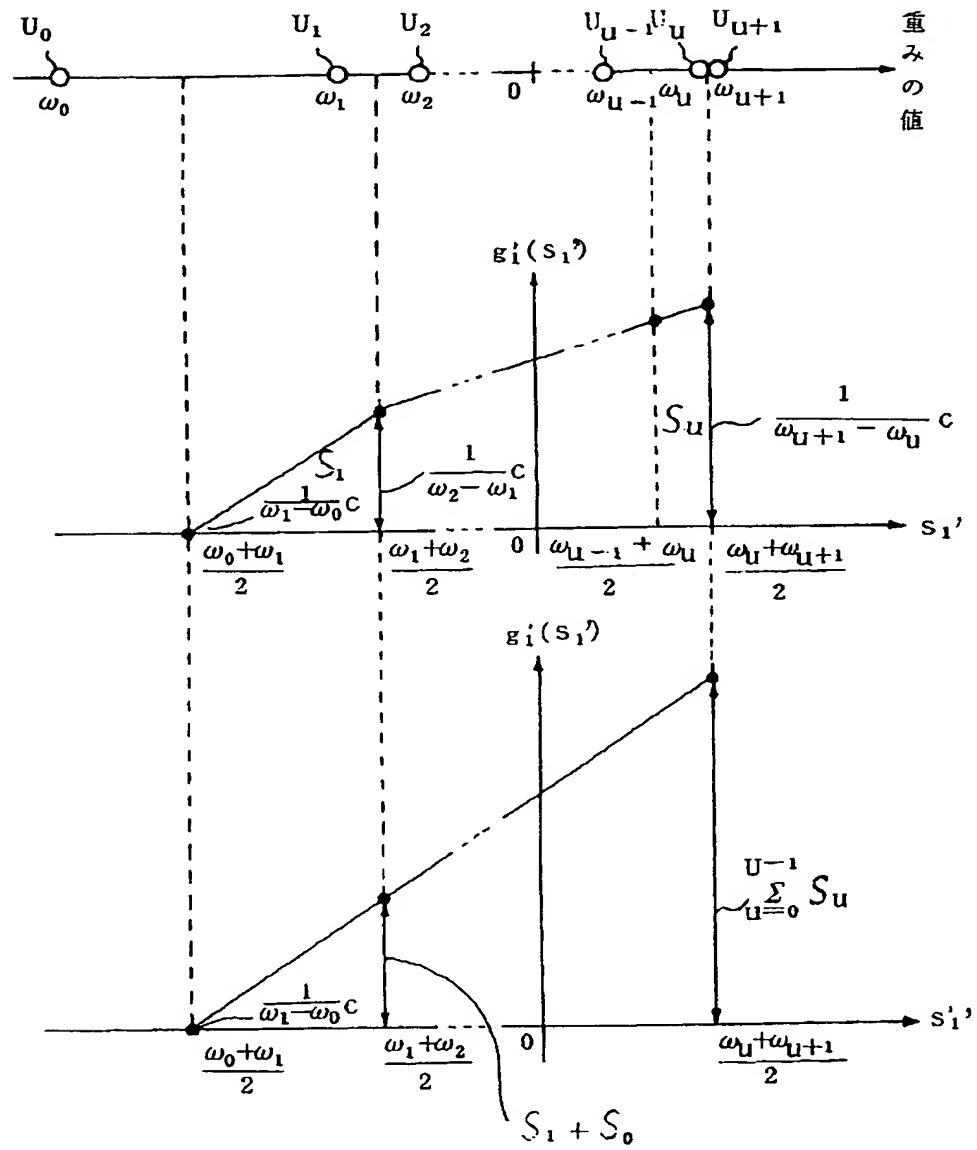
【図4】



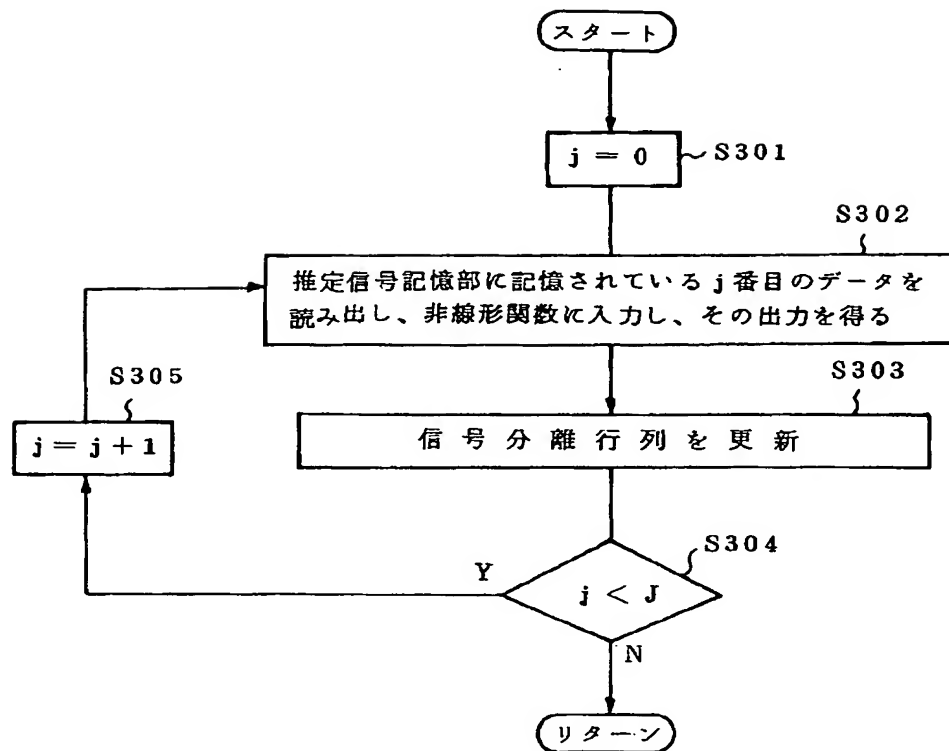
【図5】



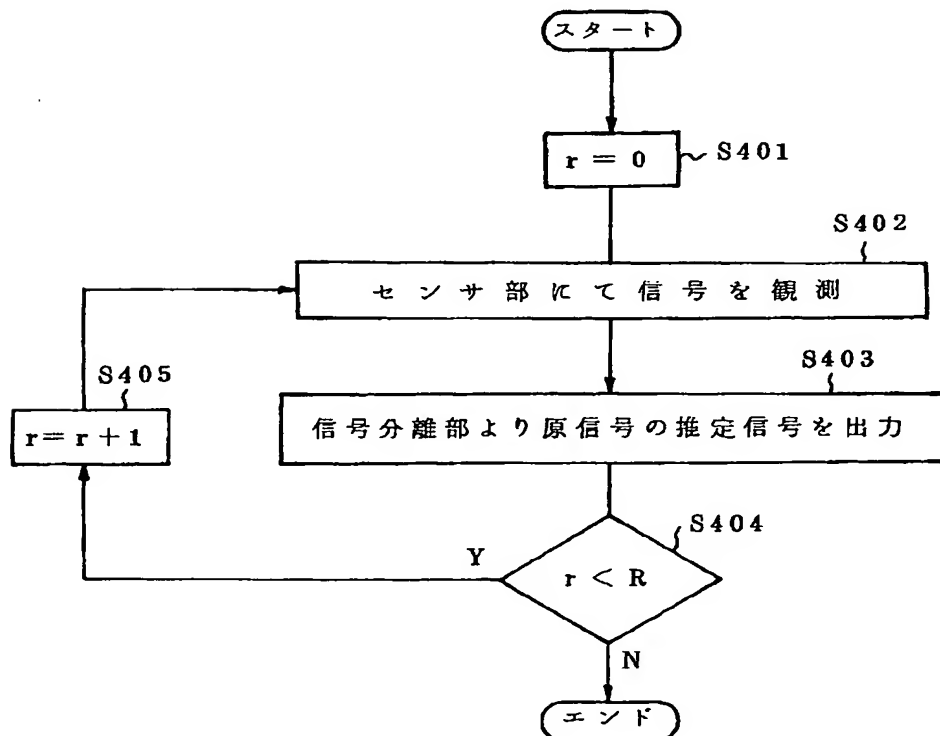
【図6】



【図7】



【図8】



**This Page is Inserted by IFW Indexing and Scanning
Operations and is not part of the Official Record**

BEST AVAILABLE IMAGES

Defective images within this document are accurate representations of the original documents submitted by the applicant.

Defects in the images include but are not limited to the items checked:

- ☐ **BLACK BORDERS**
- ☐ **IMAGE CUT OFF AT TOP, BOTTOM OR SIDES**
- ☐ **FADED TEXT OR DRAWING**
- ☒ **BLURRED OR ILLEGIBLE TEXT OR DRAWING**
- ☐ **SKEWED/SLANTED IMAGES**
- ☐ **COLOR OR BLACK AND WHITE PHOTOGRAPHS**
- ☐ **GRAY SCALE DOCUMENTS**
- ☐ **LINES OR MARKS ON ORIGINAL DOCUMENT**
- ☐ **REFERENCE(S) OR EXHIBIT(S) SUBMITTED ARE POOR QUALITY**
- ☐ **OTHER:** _____

IMAGES ARE BEST AVAILABLE COPY.

As rescanning these documents will not correct the image problems checked, please do not report these problems to the IFW Image Problem Mailbox.